生成式人工智能主题演化与学科交叉研究*

邓胜利　向荣荣
（武汉大学信息管理学院，武汉　430072）

摘　要：[目的 / 意义] 生成式人工智能已成为新一轮科技革命和产业变革的重要驱动力量，探讨其主题演化及学科交叉趋势，可为科研工作者和相关产业领域未来发展提供借鉴。[方法 / 过程] 本文基于 Web of Science(WoS) 核心合集 2014—2024 年生成式人工智能领域的文献数据，借助统计分析、共现网络分析、BERTopic 主题聚类等方法，展开主题演化及学科交叉趋势分析。[结果 / 讨论] 从整体来看，生成式人工智能领域研究规模在 2022 年后迅速变大，研究主题正在扩散，逐步覆盖几乎所有学科。在主题演化上，技术方法研究始终占据主导地位，Transformer 出现后逐渐实现技术突破；ChatGPT 迅速成长为热点主题，快速在医学与教育领域实现应用。在学科交叉上，生成式人工智能学科规模越来越大，研究论文呈现多学科融合发展态势；学科交叉网络以计算机科学、电气工程学为核心学科，逐步实现与医学、材料科学、物理学、化学、数学等学科的交叉融合。为实现生成式人工智能技术发展与应用，针对不同学科开展技术方法的原理、适用问题、应用场景研究成为必要。

关键词：生成式人工智能　主题演化　学科交叉　ChatGPT
分类号：G250
DOI：10.31193/SSAP.J.ISSN.2096-6695.2025.01.07

0 引言

在数字化浪潮的席卷之下，生成式人工智能（Generative Artifical Intelligence, GAI）作为人工智能领域的一颗璀璨新星，引发了新一轮的人工智能技术革命[1]。随着大数据、云计算与深度学习技术的深度融合，人类社会正加速步入智能时代，信息生成与处理的边界不断拓宽，生成式人工智能的应用领域不断拓展。

近年来，生成式人工智能技术及其工具的应用场景，覆盖教育、医疗、娱乐、艺术等多个领

* 本文系国家社会科学基金重大项目“信息资源管理学科研究方法知识库构建及其应用研究”（项目编号：23&ZD229）的研究成果之一。

[作者简介] 邓胜利，男，教授，研究方向为数字信息资源管理与服务，Email: victorydc@sina.com；向荣荣，女，博士生，研究方向为社会网络分析与数据挖掘，Email: xiang_rongrong@whu.edu.cn。

域。探讨生成式人工智能的演变趋势，对于科研人员把握前沿技术方向，推动技术创新及应用等都具有重要意义。一方面，深入分析生成式人工智能的主题演变趋势，有利于剖析生成式人工智能的发展路径，推动前沿技术的探索。另一方面，探讨生成式人工智能的学科交叉趋势，有利于拓展学科研究边界，促进计算机科学、电气工程学、数学等学科的协同创新，推动多学科知识流动、融合、创新。

梳理生成式人工智能的主题演化与学科交叉趋势，是深入了解和研判该领域未来发展的重要手段。因此，本文基于 Web of Science(WoS) 核心合集 2014—2024 年生成式人工智能领域的文献数据，借助统计分析、网络共现分析、主题聚类等方法，深入分析生成式人工智能的研究主题及学科交叉演变趋势，进而推动人工智能领域及其交叉学科实现进一步的技术方法创新与学科协同发展。

1　相关研究

1.1　生成式人工智能研究

生成式人工智能是近年来迅速发展的领域，它旨在通过模型学习数据的概率分布，从而能够生成新的、与训练数据类似的样本。这种技术在图像、文本和音频等多个领域都有广泛的应用，特别是在高分辨率图像生成、设计过程优化以及大语言模型的应用中表现出色。

生成式人工智能的概念并非在某个具体的时间点首次被明确提出，而是随着人工智能技术的发展逐渐演化和形成的。生成式人工智能的发展可以追溯到 2013 年推出的变分自编码器（Variational Auto-Encoder, VAE），VAE 可以像自动编码器一样对数据进行编码，也可以解码生成多种新的内容变体，其早期应用包括异常检测（如医学图像分析）和自然语言生成[2]。2014 年，生成式对抗网络（Generative Adversarial Networks, GAN）模型的出现和发展[3]，使得生成较为逼真的图像、文本等内容成为可能[4]，极大地推动了生成式人工智能技术的发展。2017 年，谷歌提出了 Transformer 架构[5]，这是深度学习领域的一个重要转折点，Transfomer 被认为是强大的基础模型之一，也是生成式人工智能工具形成的基础。Transfomer 模型应用上，Tu 等[6]结合 Swin Transformer 和卷积神经网络的优势提出的 SWCGAN，为测度遥感图像超分辨率提供了一种新的方法。2022 年，Dall-E2、Midjourney、Stable Diffusion 等图文生成应用的出现引起广泛关注，当年 12 月底，ChatGPT 生成式大语言模型的出现，极大地推动了生成式人工智能在文本生成、语言翻译、摘要生成等多个领域的应用。2023—2024 年，生成式人工智能迅速成为研究热点，已有研究表明生成式人工智能被广泛应用于多个研究领域，并推动了基于大模型的研究范式的产生[7]。Yao 等[8]基于 AI 标记的挖掘方法，提供了一个全新的角度来观察和分析 AI 领域的发展趋势和研究重点。陈晓峰等[9]证明了生成式人工智能已广泛应用于科学研究的各个环节，指出了生成式人工智能带来的内容同质化、学术造假等问题隐患。此外，部分学者探讨了生成式人工智能在未来的应用发展场景，指出了模型可解释性、安全性、可持续性等关键性待解决问题[10-11]。

综上所述，虽然“生成式人工智能”这一具体术语的首次确切提出时间难以准确追溯，但可

以确认其概念和技术基础在人工智能领域的发展过程中逐渐形成和演化。从早期基于规则的初步探索，到基于统计模型的内容编码，再到近年来深度学习技术的突破，生成式人工智能逐步实现了从简单文本生成到复杂图像、视频、声音乃至代码的领域跨越，特别是大语言模型的应用，正在深刻地改变科学研究范式和多行业多领域。然而，生成式人工智能带来巨大发展机会的同时，也面临着解释性、偏见和伦理等方面的挑战[12]。

1.2　研究主题演化与学科交叉研究

主题演化研究主要包括主题演化分析方法改进与优化、针对特定领域的应用研究，具体研究内容见表 1。针对主题演化分析方法的研究，学者们基于科学研究数据，从学科领域的内部及外部特征出发，提出了许多领域主题识别与演化分析方法，促进了研究主题演化分析在不同领域的应用发展。针对特定领域主题演化的应用研究，学者们借助 LDA、BERTopic 等主题聚类技术识别某一领域的核心主题，以此分析主题演化情况，从而更加准确地把握该领域发展趋势。从表 1 还可以看出，主题演化方法研究目前仍然处于探索阶段，在具体实践中大多采用较为成熟的主题模型。

表 1　主题演化相关研究

研究类型	研究数据	研究方法	作者
方法优化	LIS 领域文献数据	基于 MatrixSim 的主题演化路径识别方法	Wang 等[13]
	人工智能领域文献数据	命名实体识别模型	Yao 等[8]
	LIS 领域文献数据	基于矩阵相似度的演化路径分析方法	黄菡等[14]
	视频图像处理领域专利数据	技术生命周期视域下专利技术主题演化分析模型	冉从敬等[15]
实践应用	信息素养领域文献数据	LDA 主题模型	Li 等[16]
	信息行为领域文献数据	共词分析	Deng 等[17]
	人工智能领域文献数据	LDA 主题模型	李慧等[18]
	数字人文领域文献数据	BERTopic 主题模型	邓君等[19]
	区块链技术领域专利数据	LDA2Vec-BERT 主题识别与演化模型	胡泽文等[20]

学科交叉研究主要包括学科交叉分析方法改进与优化、针对特定领域的应用研究，具体研究内容见表 2。在学科交叉方法研究上，现有研究主要通过跨学科测度指标、学科交叉特征分析框架及模型等方法，推动跨学科研究更加量化、更具效率。在学科交叉研究实践应用中，学者们主要聚焦于揭示某一领域的学科交叉现象，从而厘清学科交叉的对象和过程。与领域主题演化相关研究类似，学科交叉特征方法研究也处于探索阶段，大部分研究仍然采用内容分析、统计分析等较为成熟的方法。

综上所述，特定研究领域的主题演化和学科交叉研究是当前科学研究的重要方向，然而缺乏针对生成式人工智能的主题演化和学科交叉研究。学者们通过应用先进的技术手段和方法，深入探究了特定领域内的主题演化和学科交叉现象，为相关领域的发展提供了方向指引与决策支持。从方法应用情况来看，共现网络分析在主题演化和学科交叉研究中均应用广泛，BERTopic 是主题演化分析较为成熟且先进的技术，统计分析是学科交叉特征分析中较为通用的研究方法。此

外，现有研究通常针对某一特定领域的主题演化或学科交叉分析，研究视角较为单一。从研究领域来看，生成式人工智能作为技术前沿和研究热点，研究内容聚焦于技术创新和应用拓展，核心主题发展及学科交叉特征尚未得到全面的分析和探讨。因此，本文选择生成式人工智能领域，从领域主题演化和学科交叉两个角度出发，深入探讨生成式人工智能领域的主题发展脉络及学科交叉趋势。

表 2　学科交叉相关研究

研究类型	研究数据	研究方法	作者
方法优化	LIS 领域文献数据	情境框架视角下的跨学科知识流动特征分析	Zhou 等[21]
	医学信息学领域文献数据	基于领域主题的学科交叉特征识别框架	陈琼等[22]
	多领域文献数据	跨学科多样性和差异性测度方法	Glänzel 等[23]
	LIS 领域文献数据	基于正态云模型（NCM）的跨学科语义漂移（ISD）检测模型	Wang 等[24]
	LIS 领域文献数据	基于系统综述证明跨学科量化研究可以被视为数学建模中的决策过程	Cantone[25]
应用实践	医疗保健领域文献数据	基于文献综述的学科合作情况分析	Petri[26]
	生物医学工程领域文献数据	基于描述性统计和内容分析的学科交叉分析	Zhou 等[27]
	机械工程领域文献数据	基于地域、时间、学科数量、学位授予单位的学科交叉统计分析	齐小林等[28]
	ChatGPT 相关文献	基于统计分析和共现网络的应用调查	Khan 等[29]

2　研究设计

2.1　基本思路

为开展生成式人工智能主题演化及学科交叉分析，本文以该领域文献题录数据为基础，通过构建相关数据集，结合统计分析、共现网络分析、主题聚类等相关技术方法，开展领域研究主题识别、演化及学科交叉融合分析，以此深入分析生成式人工智能领域的研究热点及学科交叉融合的发展趋势，具体思路见图 1。

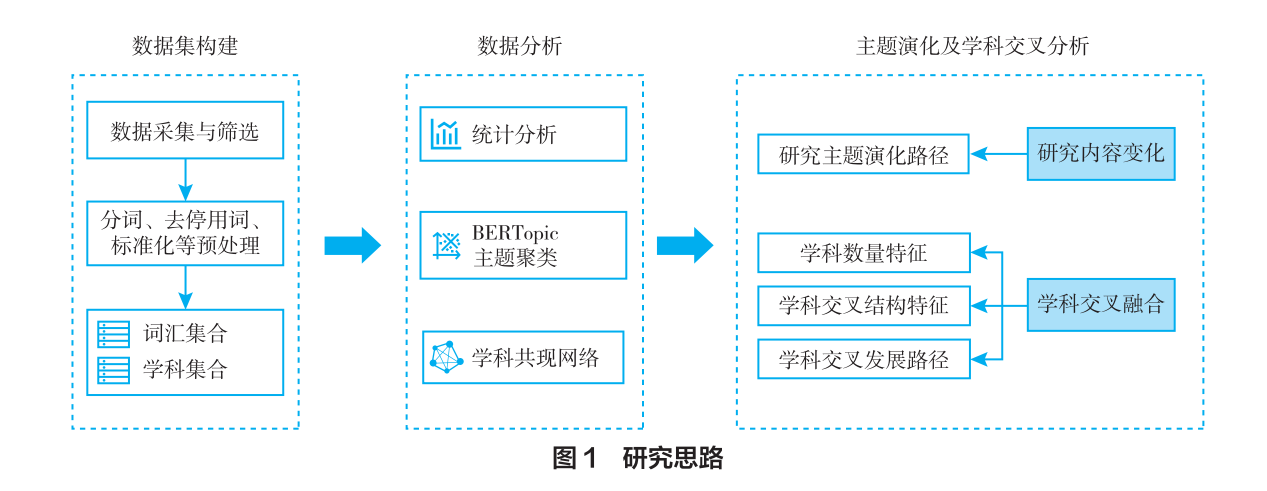


图 1　研究思路

现针对主题演化和学科交叉的核心步骤给出说明。

（1）研究主题识别。基于数据预处理得到摘要集合，借助 BERTopic 主题模型识别各年份下的主题[30]。使用预训练 BERT 模型将摘要文本[31]转换为向量表示，借助余弦相似度计算各个摘要向量之间的相似度，由于词向量维度较高，需要对词向量进行降维处理，选择 UMAP 降维，进一步借助 HDBSCAN 对降维后的摘要向量进行主题聚类，最终得到某个时间段的研究主题及其代表性词汇文档。

（2）主题相似度计算。基于不同年份下的研究主题，借助主题聚类结果输出的代表性词汇文档，计算相邻时间窗下两两主题相似度，构建主题相似度矩阵，保留相似度大于 0.3 的结果，并进行主题演化分析，以此分析近 11 年生成式人工智能主题内容的演变趋势。

（3）学科共现网络构建。首先，需要说明的是，如果一篇论文包含多个学科类别，则文中的学科类别就形成共现关系，若一篇论文只属于一个学科类别，则不存在共现关系。其次，基于学科共现关系在不同时间窗下构建学科共现网络，借助 NetworkX 计算网络结构特征值，并利用 Gephi 呈现学科交叉发展变化。

2.2 数据来源

生成式人工智能在人工智能发展过程中逐渐形成，在 2014 年生成式对抗网络出现后取得突破，在近两年成为研究热点。因此，本文将数据采集时间控制在 2014 年及以后。在 WoS 核心合集中，结合相关概念[1, 3]给出检索策略：TS= “generative adversarial networks” OR TS= “variational autoencoders” OR TS= “natural language generation” OR TS= “image synthesis” OR TS= “generative artificial intelligence” OR TS= “generative AI” OR TS= “ChatGPT” OR TS=“large language model” 为检索式，检索时间范围为 2014 年 1 月 1 日至 2024 年 10 月 30 日，文献类型限定为 “article”，共检索到 18739 篇论文，下载得到这些论文的题录数据。结合数据预处理基本原则[32]，删除不符合本文研究目标的数据，最终得到 18157 条数据，具体流程见图 2。

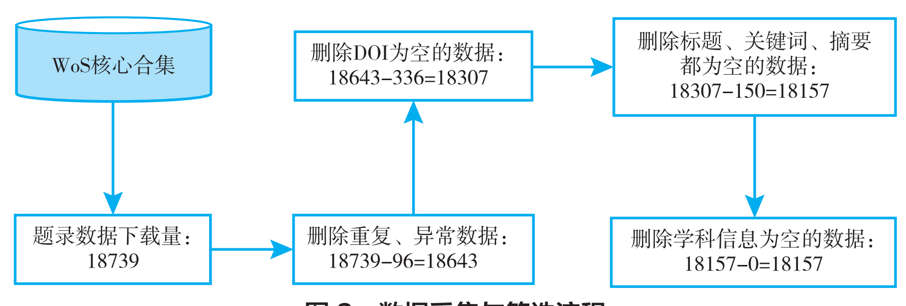


图 2 数据采集与筛选流程

2.3 研究阶段划分

由于本文的研究重点为生成式人工智能领域，与其他领域相比，该领域技术方法更新速度快、周期短[33]，且时间段划分不能过于密集或稀疏[34]。结合生成式人工智能发展的重要时间节点来看，2013—2014 年变分自编码器和生成式对抗网络相继出现，为生成式人工智

能的发展奠定了坚实基础。2017 年 Transformer 架构出现，极大地推动了深度学习领域发展。2022 年 11 月 30 日 Open AI 发布了 ChatGPT，在 2023 年 2 月正式向用户推出付费计划。基于此，本文以 3 年作为时间窗划分数据集，分别是 2014—2016 年（Transfomer 出现前）、2017—2019 年（Transfomer 出现后）、2020—2022 年（ChatGPT 出现前）、2023—2024 年（ChatGPT 出现后）。

3 结果分析

3.1 生成式人工智能论文概况

本文对领域基础信息进行了统计，关于 2014—2024 年生成式人工智能领域的论文发表数量的描述性统计信息见图 3。

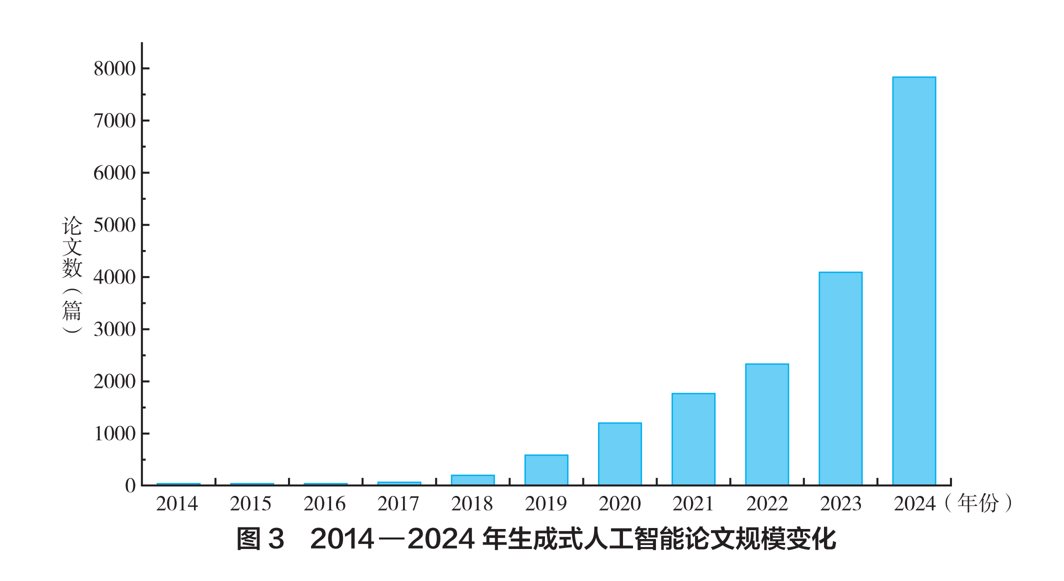


图 3 2014—2024 年生成式人工智能论文规模变化

以 Transformer 架构为代表的技术出现后，生成式人工智能领域文献数量快速增长。由图 3 可知，2017 年以前论文数量增长缓慢。2017 年 Transformer 架构出现后，极大地提升了自然语言处理的效率与效果，并逐渐拓展到计算机视觉、音频处理等其他技术领域，同时激发了学者们对其他类型神经网络架构的探索和创新，随后论文数量以百量级的速度增长。2022 年底 ChatGPT 出现后，生成式人工智能领域论文数量以千量级的速度快速增长，远高于 2018—2022 年的增长速度。

3.2 生成式人工智能主题演化分析

基于 BERTopic 主题聚类结果，各时间窗下的主题内容及规模见表 3。

2014—2024 年间，在深度学习技术的推动下，生成式人工智能领域研究主题逐步扩散到多个领域，并在 ChatGPT 出现后迅速聚焦于生成式人工智能模型。由表 3 可知，4 个时间窗 2014—2016 年、2017—2019 年、2020—2022 年、2023—2024 年下的主题数量分别为 2 个、7 个、19 个、2 个。结合生成式人工智能关键技术节点来看，2014—2016 年间，生成式人工智能处于初步探

表 3　2014—2024 年生成式人工智能主题聚类结果

时间窗	主题编号	主题内容	论文数量(篇)
2014—2016 年	T1_1	0_image_synthesis_method_data	67
	T1_2	1_natural_language_generation_data	33
2017—2019 年	T2_1	0_image_method_synthesis_data	101
	T2_2	1_natural_language_learning_generation	63
	T2_3	2_data_model_training_samples	63
	T2_4	3_ct_image_segmentation_method	60
	T2_5	4_image_generative_adversarial_model	40
	T2_6	5_data_generative_adversarial_model	33
	T2_7	6_data_hic_molecular_learning	23
2020—2022 年	T3_1	0_ct_image_data_segmentation	818
	T3_2	1_image_facial_style_semantic	269
	T3_3	2_fault_data_diagnosis_samples	220
	T3_4	3_detection_traffic_data_image	172
	T3_5	4_attack_data_detection_security	116
	T3_6	5_adversarial_network_discriminator_learning	101
	T3_7	6_simulations_facies_flow_simulation	85
	T3_8	7_natural_language_generation_speech	81
	T3_9	8_power_energy_forecasting_wind	62
	T3_10	9_image_quality_method_network	62
	T3_11	10_generation_text_language_creative	59
	T3_12	11_image_color_network_colorization	48
	T3_13	12_convergence_minimax_distribution_generative	45
	T3_14	13_materials_properties_structures_material	39
	T3_15	14_data_gan_functions_networks	31
	T3_16	15_gan_divergence_discriminator_stability	27
	T3_17	16_data_anomaly_learning_detection	26
	T3_18	17_solar_galaxy_sunspot_model	26
	T3_19	18_unseen_classes_zeroshot_zsl	20
2023—2024 年	T4_1	0_data_chatgpt_ai_model	11853
	T4_2	1_patient_report_disease_treatment	54

索阶段，主要关注图像合成和文本生成问题。2017—2019 年间，Transformer 架构的出现，促使生成式人工智能取得初步发展，该阶段不仅关注图像合成和文本生成问题，同时注重数据模型的训练与优化，并且开始将生成式人工智能技术应用到生物医药领域，如医学图像分割 HiC 数据处理等。2020—2022 年间，基于前两个阶段的发展成果，生成式人工智能技术在该阶段取得了快速发展，并逐步应用于医学图像、交通数据监测、风险预测、工程、材料等多个领域。2023—2024 年间，生成式人工智能在 ChatGPT 出现后迅速成为研究热点，形成了以大语言模型为代表的新技术新范式，并快速在医学研究领域得到

了应用。

进一步提取相邻时间窗下余弦相似度大于 0.3 的主题，并绘制主题演变路径，见图 4。

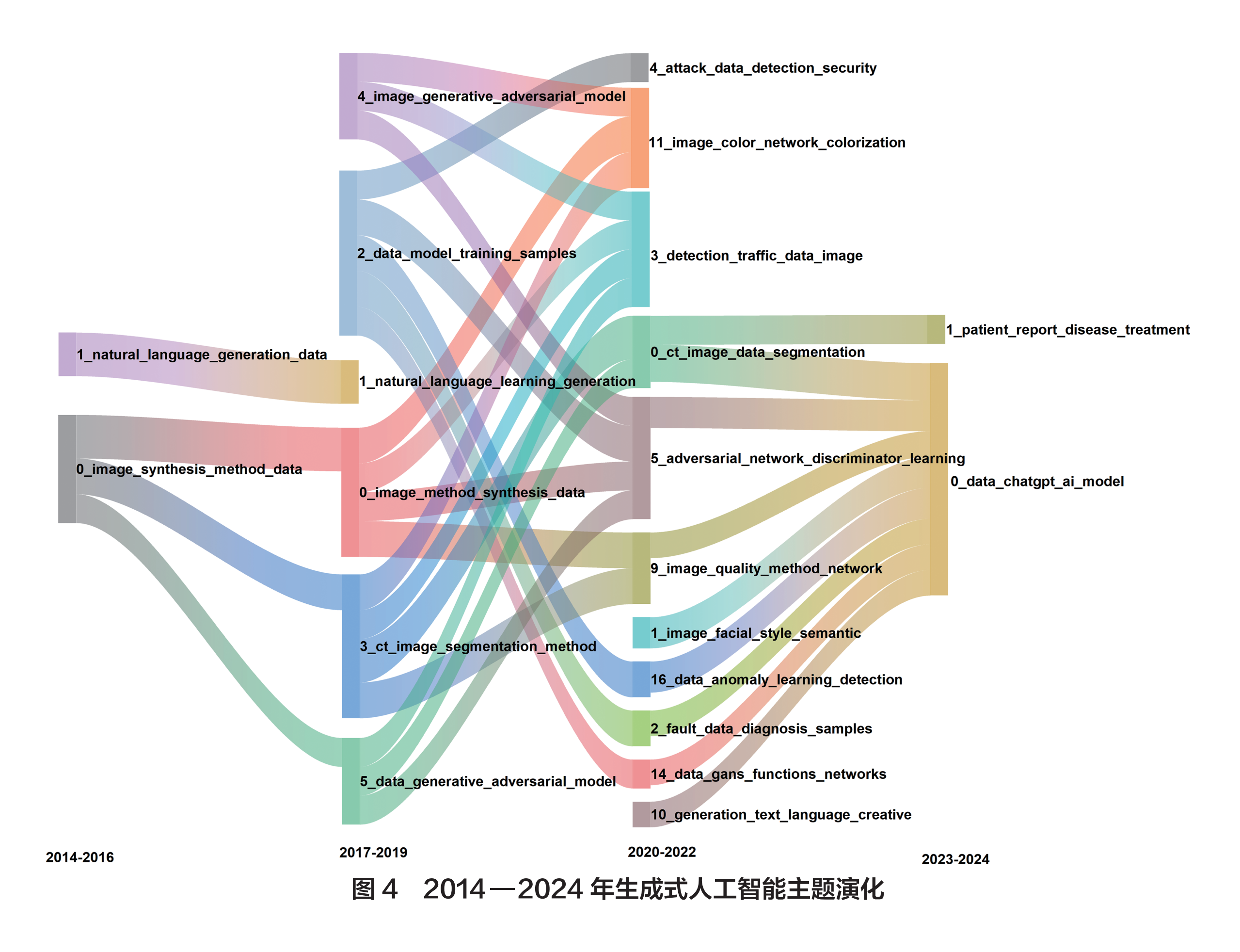


图 4　2014—2024 年生成式人工智能主题演化

2014—2024 年间，生成式人工智能的研究主题从技术创新与突破到实现领域应用，再到技术层面的重大突破。

在技术主题层面，涉及算法、模型等研究主题，表现出非常强的继承性和生命力，生成式人工智能技术伴随人工智能技术升级持续创新优化。由图 4 可知，在 2014—2024 年间涉及图像与文本生成、模型训练的主题接续出现，主要研究模型迭代优化，模型性能不断提升，为生成式人工智能技术实现创新突破提供了技术基础和前提条件。

在应用主题层面，生成式人工智能技术在医学图像处理、诊断治疗的应用持续深化，ChatGPT 等大语言模型的个性化场景应用处于探索阶段。由图 4 可知，以生成式人工智能的典型代表 ChatGPT 来看，2023—2024 年间的主题在继承和融合多个 2020—2022 年主题的基础上聚焦于此。在技术不断融合创新过程中，逐渐实现生成式人工智能技术的新突破，并在短时间内实现了 ChatGPT 在教育领域的应用。随着生成式人工智能在医学问答[35]和医药科学研究[36]领域的应用探索，针对特定场景的生成式人工智能技术是人工智能领域的发展趋势。

3.3　生成式人工智能学科交叉数量特征

以研究样本每年所有论文涉及的学科数量为统计对象，得到近 11 年生成式人工智能领域学科类别数量的变化趋势，见图 5。

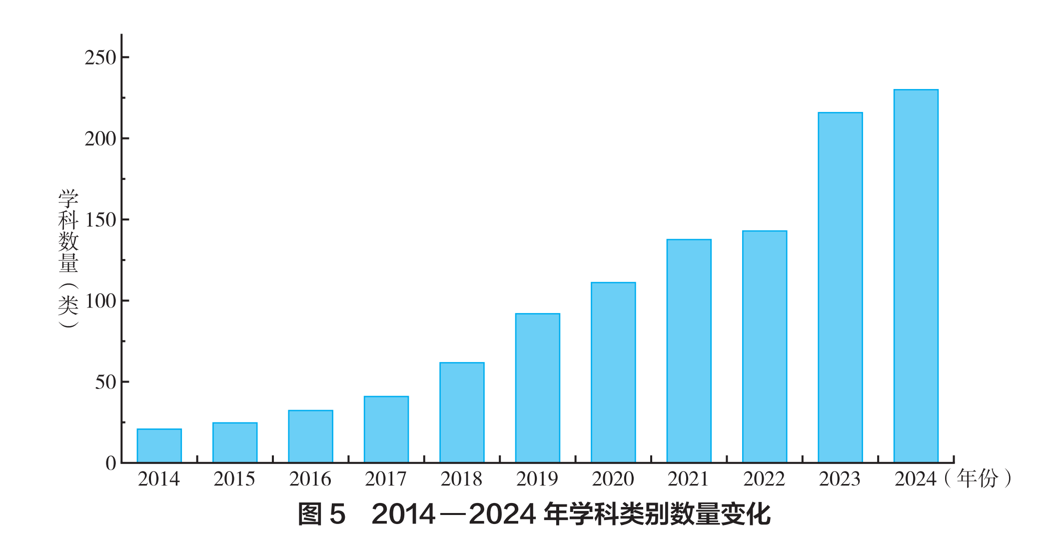


图 5　2014—2024 年学科类别数量变化

各学科在生成式人工智能领域研究的参与度逐渐上升，ChatGPT 出现后几乎各个学科都参与到生成式人工智能相关研究。由图 5 可知，从学科数量变化趋势来看，生成式人工智能涉及的学科类别数量快速增长。WoS 学科类别数量大致保持在 254 个，可以说 2023 年起几乎所有学科都在生成式人工智能领域开展了相关研究。

对涉及的学科交叉数量大于 2 的论文进行统计分析，并计算不同学科交叉融合数量的论文在论文总数中的占比，见图 6。

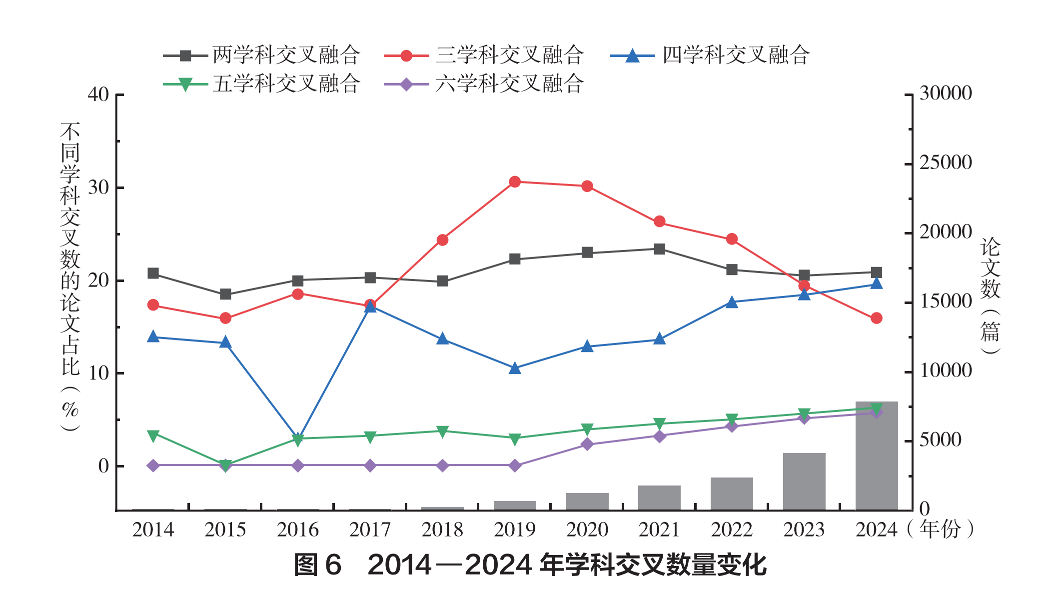


图 6　2014—2024 年学科交叉数量变化

Transformer 模型与 GAN 技术的成熟推动了生成式人工智能的学科交叉融合趋势，相关研究的学科交叉数量稳步上升。观察图 6 可知，第一，同一篇论文涉及的学科数量最多有 6 个，且六学科交叉融合的论文数量占比持续上升，特别是 2020 年起，所涉学科的论文数量占比上升趋势明显。第二，涉及四、五学科交叉融合趋势与六学科交叉融合趋势相似，表现为 2019 年后所涉学科的论文数量占比上升趋势明显。第三，2019 年后涉及两、三学科交叉融合的论文所占比例逐渐下降。进一步分析可知，自然语言处理（Nature Language Processing, NLP）在 2019 年实现了巨大的飞跃，Transformer 模型在 NLP 领域取得了主导地位，同时 GAN 技术不断进化，能够生成高分辨率且难以辨别真假的人脸，这都推动了生成式人工智能的多学科交叉融合与应用。总的来看，生成式人工智能呈现出多学科交叉融合趋势，具体体现在论文的学科交叉数量逐渐由两学科、三学科变为四学科、五学科、六学科。

3.4 生成式人工智能学科交叉发展路径

基于 4 个时间窗下的数据，构建学科共现网络，并计算整体网络的节点数量、连边数量、网络密度等基本网络结构指标，具体信息见表 4。

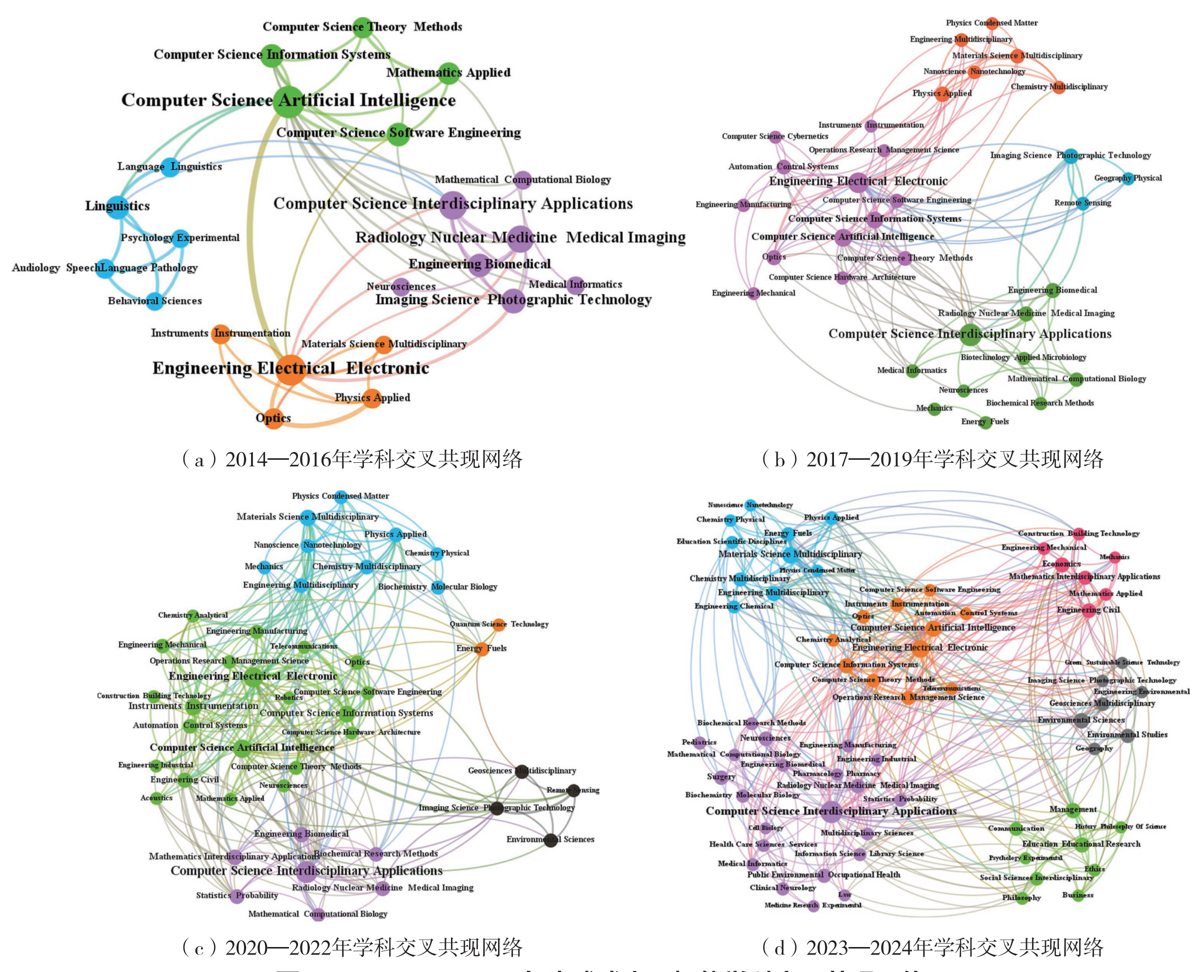
表 4 2014—2024 年学科共现网络的结构特征

时间窗	2014—2016 年	2017—2019 年	2020 年—2022 年	2023—2024 年
节点数量	45	94	147	229
连边数量	88	249	519	1032
网络密度	0.089	0.057	0.048	0.039
平均聚类系数	0.696	0.516	0.439	0.421
平均点度中心性	0.318	0.355	0.315	0.263
平均接近中心性	0.269	0.304	0.318	0.331
平均中介中心性	0.023	0.023	0.012	0.009

生成式人工智能学科交叉规模、融合程度、学科影响力逐渐扩大。由表 4 可知，第一，生成式人工智能领域学科交叉规模逐渐变大。节点及连边数量逐渐增长，学科节点和共现频次逐渐增加。第二，生成式人工智能领域各学科交叉融合趋向多元化。学科交叉规模扩大的同时网络密度不断下降，说明越来越多的学科开始参与交叉研究，且学科交叉领域研究方向更加分散。随着人工智能领域技术方法的逐渐成熟，越来越多的学科需要借助其他学科的理论及方法来解决本学科问题。第三，生成式人工智能领域逐渐出现影响力较大的学科，学科体系较为稳定。平均点度中心性和平均接近中心性逐渐增长，说明生成式人工智能领域出现了局部和全局影响力较大的学科。而平均中介中心性逐渐变小，可能是因为各个学科逐渐拥有较为自主的研究体系。

基于学科交叉共现网络，选择连边权重排名前 50% 的网络呈现可视化结果，具体信息见图 7。

总的来看，生成式人工智能学科交叉数量不断增加，学科交叉融合程度不断加深。具体来看，生成式人工智能核心基础学科包括计算机科学、电气工程学，主要交叉学科包括医学、材料



（a）2014—2016年学科交叉共现网络

（b）2017—2019年学科交叉共现网络

（c）2020—2022年学科交叉共现网络

（d）2023—2024年学科交叉共现网络

图 7　2014—2024 年生成式人工智能学科交叉共现网络

科学、物理学、化学、数学，近年来交叉学科拓展到环境科学、农业科学、金融学等，跨学科应用范围不断扩大。

2014—2016 年间，生成式人工智能处于理论探索和初步应用阶段，已形成学科交叉网络。这一阶段的核心学科主要包括计算机科学、电气工程学，为生成式人工智能的发展奠定了基础。

2017—2019 年间，随着大数据和计算能力的提升，生成式人工智能开始在图像处理等领域得到应用，学科交叉逐渐深化。这一阶段的核心学科包括计算机科学、电气工程学等，材料科学、生物学、化学成为重要的交叉学科。

2020—2022 年间，深度学习技术的突破，极大地推动了生成式人工智能的发展，学科交叉融合网络更加复杂和紧密。这一阶段的核心学科包括计算机科学、人工智能科学、电气工程学等。生成式人工智能跨学科交叉融合加速，医学、环境科学、材料科学、化学、生物学、数学等多个学科的应用研究发展迅速。

2023—2024 年间，生成式人工智能逐渐与更多学科进行深度融合，形成更加复杂和多元的学科交叉网络。这一阶段的核心学科包括计算机科学、电气工程学、人工智能科学、生物医学科

学等。在学科交叉融合中，生成式人工智能广泛应用于金融经济、健康服务、环境保护、教育等多个行业，并且正在逐渐形成行业专属的个性化解决方案和应用场景。

4 总结与讨论

本文从主题演化和学科交叉视角出发，基于 WoS 核心合集中生成式人工智能领域近 11 年的文献数据，利用统计分析、网络共现分析、主题聚类等方法，分析生成式人工智能领域的发展路径及演变趋势，旨在为相关领域学者开展科学研究提供方向指引，助力我国在新一轮科技革命中赢得主动。

本文主要得出以下几点结论。第一，生成式人工智能研究处于高速发展期。领域研究主题、规模及影响力不断扩大，覆盖学科广泛。第二，生成式人工智能发展具有技术连贯性。领域技术主题衔接性强且内容规模大，技术突破体现在 Transformer 架构出现后逐步在图像生成领域实现技术创新优化及应用，以 ChatGPT 的出现实现领域革命性突破。第三，生成式人工智能发展的核心是技术创新。以 ChatGPT 为代表的生成式人工智能模型成长，依赖于人工智能技术的技术进步，其迅速成长为热点主题，并快速在医学与教育领域实现应用拓展，个性化场景发展趋势明显。第四，生成式人工智能学科交叉趋势不断上升。近年来生成式人工智能相关研究几乎覆盖所有学科，同时跨学科研究论文的数量也在不断上升。第五，生成式人工智能学科交叉融合应用领域逐步拓展。以计算机科学和电气工程学为核心基础学科的学科交叉网络规模不断扩大，生物医药、材料、教育等领域应用也在逐步深化。

针对分析结果，本文对生成式人工智能的发展趋势作进一步讨论。一是技术进步与性能提升。随着生成式人工智能领域算法和模型的性能不断加强，例如多模态技术等的进步与发展[37]，更多的新技术和新方法将会出现，研究主题将会进一步扩散和变化。二是技术方法研究持续深化。随着生成式人工智能的技术进步和应用场景拓展，道德和伦理等问题将会慢慢出现[38]，需要对领域技术方法的核心原理、适用场景等信息展开深入调查，从而更加科学地、有针对性地制定政策和法律。三是跨行业应用的深化。从研究主题演化和学科交叉情况来看，生成式人工智能已在医疗、金融、教育等众多行业或领域中发挥重要作用[39]，应用领域将持续深化拓展。

本文仍存在一些不足。一方面，本文数据采集策略集中于生成式人工智能直接相关的主题，人工智能技术是生成式人工智能发展的基础条件，其研究主题和学科交叉范围更广，本文构建的数据集可能会丢失部分与生成式人工智能相关的内容。另一方面，本文仅从科学文献数据展开分析，而科学研究内容具有一定的滞后性，可能没有完整地分析生成式人工智能的最新发展状况。因此，未来考虑结合论文、专利、会议报告、社交媒体等多源数据，扩大生成式人工智能的数据集，融合多类型数据，进而得到更高质量的研究结果，从而更好地掌握生成式人工智能的发展态势。

【参考文献】

[1] Kalota F. A primer on generative artificial intelligence [J]. Education Sciences, 2024, 14(2): 172.

[2] Kingma D P, Welling M. An introduction to variational autoencoders [J]. Foundations and Trends® in Machine Learning, 2019, 12(4): 307–392.

[3] Goodfellow I, Pouget-Abadie J, Mirza M, et al. Generative adversarial networks [J]. Communications of the ACM, 2014, 63(11): 139–144.

[4] Creswell A, White T, Dumoulin V, et al. Generative adversarial networks: an overview [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2018, 35(1): 53–65.

[5] Vaswani A, Shazeer N, Parmar N, et al. Attention is all you need [A]//. Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems [C]. Red Hook, NY, USA: Curran Associates Inc, 2017: 6000–6010.

[6] Tu J, Mei G, Ma Z, et al. SWCGAN: generative adversarial network combining swin transformer and CNN for remote sensing image super-resolution [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2022, 15: 5662–5673.

[7] Bail C A. Can generative AI improve social science? [J/OL]. Proceedings of the National Academy of Sciences, 2024, 121(21): e2314021121 [2024-10-14]. https://doi.org/10.1073/pnas.2314021121.

[8] Yao R, Ye Y, Zhang J, et al. Exploring developments of the AI field from the perspective of methods, datasets, and metrics [J]. Information Processing & Management, 2023, 60(2): 103157.

[9] 陈晓峰，沈锡宾. 生成式人工智能重塑科技期刊产业的影响、挑战及应对策略研究 [J]. 中国科技期刊研究，2024，35（7）：890–898.

[10] 张熙，杨小汕，徐常胜. ChatGPT及生成式人工智能现状及未来发展方向 [J]. 中国科学基金，2023，37（5）：743–750.

[11] Lai Y, Chen H J, Yang C. Exploring the impact of generative artificial intelligence on the design process: opportunities, challenges, and insights [J]. Artificial Intelligence, Social Computing and Wearable Technologies, 2023, 113: 49–59.

[12] Guo X, Chen Y. Generative AI for synthetic data generation: methods, challenges and the future [J/OL]. ArXiv: 2403. 04190, 2024 [2024-10-15]. https://arvix.org/pdf/2403.04190.

[13] Wang X, He J, Huang H, et al. MatrixSim: a new method for detecting the evolution paths of research topics [J]. Journal of Informetrics, 2022, 16(4): 101343.

[14] 黄菡，王晓光，何静，等. 基于矩阵相似度的主题演化路径判别研究 [J]. 情报学报，2023，42（11）：1265–1275.

[15] 冉从敬，田文芳，贾志轩. 技术生命周期视域下专利技术主题演化分析方法研究——以视频图像处理技术领域为例 [J]. 情报理论与实践，2024，47（9）：124–133.

[16] Li Y, Chen Y, Wang Q. Evolution and diffusion of information literacy topics [J]. Scientometrics, 2021, 126(5): 4195–4224.

[17] Deng S, Xia S, Hu J, et al. Exploring the topic structure and evolution of associations in information behavior research through co-word analysis [J]. Journal of Librarianship and Information Science, 2021, 53(2): 280–297.

[18] 李慧，胡吉霞，佟志颖. 面向多源数据的学科主题挖掘与演化分析 [J]. 数据分析与知识发现，2022，6（7）：44–55.

[19] 邓君，滕玥. 数字人文中的学科交叉与主题偏好研究——基于WoS的跨维度分析 [J]. 图书情报工作，2024，68（13）：3–14.

[20] 胡泽文，王梦雅，韩雅蓉. 基于LDA2Vec-BERT的新兴技术主题多维指标识别与演化分析研究——以颠覆性技术领域：区块链为例 [J]. 现代情报，2024，44（9）：42–58.

[21] Zhou H, Guns R, Engels T C E. Towards indicating interdisciplinarity: characterizing interdisciplinary knowledge flow [J]. Journal of the Association for Information Science and Technology, 2023, 74(11): 1325–1340.

［22］陈琼，朱庆华，闵华，等. 基于领域主题的学科交叉特征识别方法研究——以医学信息学为例［J］. 现代情报，2022，42（4）：11-24.

［23］Glänzel W, Debackere K. Various aspects of interdisciplinarity in research and how to quantify and measure those［J］. Scientometrics, 2022, 127(9): 5551-5569.

［24］Wang Z, Peng S, Chen J, et al. Detecting interdisciplinary semantic drift for knowledge organization based on normal cloud model［J］. Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences, 2023, 35(6): 101569.

［25］Cantone G G. How to measure interdisciplinary research? A systemic design for the model of measurement［J］. Scientometrics, 2024, 129: 4937-4982.

［26］Petri L. Concept analysis of interdisciplinary collaboration［J］. Nursing Forum, 2010, 45(2): 73-82 .

［27］Zhou Y, Li Z, Li Y. Interdisciplinary collaboration between nursing and engineering in health care: a scoping review［J］. International Journal of Nursing Studies, 2021, 117: 103900.

［28］齐小林，王素梅. 机械工程领域中的学科交叉现象及主题特征研究——基于1024篇博士学位论文的分析［J］. 学位与研究生教育，2023（2）：34-39.

［29］Khan N, Khan Z, Koubaa A, et al. Global insights and the impact of generative AI-ChatGPT on multidisciplinary: a systematic review and bibliometric analysis［J］. Connection Science, 2024, 36(1): 2353630.

［30］Abuzayed A, Al-Khalifa H. BERT for arabic topic modeling: an experimental study on BERTopic technique［J］. Procedia Computer Science, 2021, 189: 191-194.

［31］Tyagi S. Bibliometric analysis and scientific mapping of research trends on ‘digital divide’［J/OL］. Global Knowledge, Memory and Communication, 2024［2024-10-15］. https://doi.org/10.1108/gkmc-10-2023-0376.

［32］Page M J, McKenzie J E, Bossuyt P M, et al. The PRISMA 2020 statement: an updated guideline for reporting systematic reviews［J］. British Medical Journal, 2021, 372: n71.

［33］王晰巍，贾若男，王铎，等. 图书情报领域人工智能的研究热点及发展趋势研究［J］. 图书情报工作，2019，63（1）：70-80.

［34］王宗水，刘海燕，刘苇，等. 基于时间拓展网络的知识发现与发展路径识别——以信息管理领域为例［J］. 情报学报，2021，40（9）：993-1003.

［35］Singhal K, Azizi S, Tu T, et al. Large language models encode clinical knowledge［J］. Nature, 2023, 620(7972): 172-180.

［36］Boiko D A, MacKnight R, Kline B, et al. Autonomous chemical research with large language models［J］. Nature, 2023, 624(7992): 570-578.

［37］Wen Z, Yu Y, Wu Q. Multimodal discriminative feature learning for SAR ATR: a fusion framework of phase history, scattering topology, and image［J］. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2024, 62: 1-14.

［38］Hayes C M. Law and ethics of generative artificial intelligence and copyright［A］//. Arai K. Advances in Information and Communication［C］. Cham: Springer Nature Switzerland, 2024: 576-591.

［39］Korinek A. Generative AI for economic research: use cases and implications for economists［J］. Journal of Economic Literature, 2023, 61(4): 1281-1317.

文 献 与 数 据 学报
第 7 卷　第 1 期　　2025 年 3 月

Topic Evolution and Interdisciplinary of Generative Artificial Intelligence

Deng Shengli　Xiang Rongrong

(School of Information Management, Wuhan University, Wuhan 430072, China)

Abstract: ［**Purpose/Significance**］ Generative Artificial Intelligence(GAI) has become an important driving force of the new round of scientific and technological revolution and industrial change, and exploring its theme evolution and discipline cross-fertilization trend provides a reference for the future development of scientific research workers and related industrial fields. ［**Method/Process**］ Based on the literature data of Web of Science(WoS) of GAI from 2014-2024, this paper develops the analysis of research theme evolution and discipline cross-integration trend with the help of statistical analysis, co-occurrence network, BERTopic theme clustering and other methods. ［**Result/Conclusion**］ Overall, the research scale in the field of GAI is rapidly increasing after 2022, and the research themes are proliferating, gradually covering all kinds of disciplines.Regarding topic evolution, research on technical methods always dominates, and technical breakthroughs are gradually realized after the emergence of Transformer; ChatGPT grows into a hot theme very fast, and rapidly realizes its application in the fields of medicine and education. Regarding interdisciplinarity, the GAI discipline scale is getting bigger and bigger, research papers show a trend of integrated development; the interdisciplinary network takes computer science and electrical engineering as the core disciplines, gradually realizes the crossover fusion with medical science, material science, physics, chemistry, mathematics and other disciplines. To realize the development and application of GAI technology, it has become necessary to research the principles, applicable problems, and application scenarios of technical methods for different disciplines.

Keywords: Generative artificial intelligence; Topic evolution; Interdisciplinarity; ChatGPT

（本文责编：魏　进）